مجلهٔ تحقیقات اقتصادی / شمارهٔ ۹۲ / پاییز ۸۹ / صفحات ۲۱ - ۱

کاربرد سیستم‌های استدلال عصبی- فازی در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها

مهدیه اخباری
دانشجوی دکتری مهندسی صنایع
mahdiyeh_akhbari@yahoo.com

فریماه مخاطب رفیعی
استادیار مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی اصفهان
farimah@cc.iut.ac.ir
تاریخ دریافت : ۸۷/۷/۲۸ تاریخ پذیرش: ۸۹/۳/۵

چکیده

امروزه ریسک اعتباری به عنوان یکی از بزرگ‌ترین عوامل ورشکستگی بانک‌ها و مؤسسات مالی شناخته شده است. به منظور مدیریت و کنترل این ریسک طراحی مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری در بانک‌ها ضرورتی انکار ناپذیر است. رتبه‌بندی اعتباری به منظور تعیین احتمال نکول در بازپرداخت تسهیلات اعتباری و از سوی دیگر برای طبقه‌بندی مشتریان متقاضی تسهیلات اعتباری به دو گروه خوش حساب و بد حساب مورد استفاده قرار می‌گیرد. تا به‌حال روش های آماری مختلفی از جمله آنالیز ممیزی، رگرسیون خطی و لجستیک و شبکه‌های عصبی در زمینه رتبه‌بندی اعتباری توسعه یافته‌اند. در این میان، شبکه های عصبی به دلیل انعطاف‌پذیری و دقت بالا، در سال‌های اخیر بیش‌تر مورد توجه قرار گرفته‌اند. در این مقاله یک مدل رتبه‌بندی اعتباری با استفاده از سیستم‌های استدلال عصبی- فازی جهت رتبه‌بندی مشتریان حقوقی بانک‌ها ارائه شده است. متغیرهای ورودی این مدل نسبت بدهی، نسبت فعالیت و نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی ها و متغیر خروجی آن احتمال نکول مشتری، در نظر گرفته شده است. پس از آموزش و تست مدل بر اساس داده های بانک کشاورزی طی سال‌های ۱۳۸۰-۱۳۸۵، مدل ارائه شده با دقت ۶۹/۳۶ درصد وضعیت اعتباری مشتریان را پیش‌بینی می‌کند.

طبقه‌بندی JEL : G52

کلید واژه: سیستم استدلال عصبی- فازی سازگار، رتبه‌بندی اعتباری، درجه‌ی تشخیص، درجه‌ی حساسیت

Archive of SID

www.SID.ir

۱- مقدمه

در صنعت بانک‌داری یکی از موضوعات مهمی که همواره بایستی مدنظر سیاست‌گذاران اعتباری قرار گیرد، مبحث مدیریت ریسک اعتباری است. به منظور مدیریت و کنترل ریسک مذکور، سیستم‌های رتبه‌بندی اعتباری مشتریان ضرورتی انکارناپذیر است. چنین سیستمی، براساس سوابق و اطلاعات موجود، درجه‌ی اعتباری مشتریان را تعیین و آنان را براساس میزان ریسکی که متوجه بانک خواهند کرد، رتبه‌بندی می‌کند. بدیهی است بهره‌گیری از چنین سیستمی بانک را در گزینش مطلوب مشتریان خود یاری کرده و ضمن کنترل و کاهش ریسک اعتباری، سطح بهره‌وری فرایند اعطای تسهیلات بانکی را ارتقا می‌دهد.

با وجود اهمیت این موضوع، در اقتصاد ایران، در زمینه‌ی اعطای تسهیلات اعتباری به مشتریان، روند منسجم و منظمی به منظور تعیین ریسک اعتباری، امتیازدهی، درجه‌بندی و هم‌چنین تعیین سقف‌های اعتباری بر اساس شاخص‌های ریسک ملاحظه نمی‌شود و شاخص‌ها بیش‌تر بر اساس تشخیص کارشناسی و کمیته‌ی اعتباری صورت می‌پذیرند.

در مطالعات گذشته بیش‌تر از روش‌های آماری مانند مدل‌های رگرسیونی لاجیت و پروبیت و روش تحلیل ممیزی برای امتیازدهی و رتبه‌بندی مشتریان استفاده می‌شد، ولی در سال‌های اخیر با توسعه‌ی مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی و روش‌های ابتکاری، مطالعات بسیاری در کاربرد این روش‌ها در مدل‌های امتیازدهی و رتبه‌بندی اعتباری انجام گرفته است [۴، ۵ و ۶].

ساختار مقاله‌ی حاضر به این صورت است که در بخش دوم مروری بر تاریخچه‌ی روش‌های مبتنی بر منطق فازی انجام می‌گیرد، سپس در بخش بعدی، سیستم‌های استدلال فازی، شبکه‌های سازگار و سیستم‌های استدلال عصبی- فازی سازگار تشریح می‌شوند. در بخش چهارم، طراحی و کاربرد این مدل در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها مورد بررسی قرار گرفته و کارایی آن در پیشگویی نکول داده‌های مدل و شاهد، با محاسبه‌ی درجه‌ی حساسیت و درجه‌ی تشخیص مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در بخش انتهایی جمع‌بندی از نتایج مطالعه ارائه می‌شود.

۲- تاریخچه‌ای از کاربرد روش‌های مبتنی بر منطق فازی

امروزه نظریه‌ی مجموعه‌های فازی در مدیریت پرتفوی اعتباری و پیش‌بینی قیمت سهام، مدیریت بانک‌داری و مدیریت مالی شرکت‌ها به صورت گسترده‌ای مورد استفاده

Archive of SID

www.SID.ir

قرار می‌گیرد[۴، ۵]. مطالعاتی نیز از تئوری مجموعه‌های فازی در کسب وکار و مسائل مرتبط با ریسک استفاده کرده‌اند، که از آن‌جمله می‌توان به مطالعه‌ی سیو، هسی و لی[۶] اشاره کرد، که از تئوری مجموعه‌های فازی در رتبه‌بندی اعتباری مؤسسات مالی در تایوان استفاده کردند.

چنگ و لی[۷]، سیستم استدلال فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را در یک تحلیل رگرسیون فازی ترکیب کردند. بوسابین و وانوس[۸] نیز به برتری روش‌های عصبی- فازی نسبت به روش‌های سنتی موجود، در پیش‌بینی ورشکستگی تجاری شرکت‌ها اشاره می‌کنند. آن‌ها اعتقاد دارند که روش‌های عصبی– فازی می‌توانند برای سرمایه‌گذاران، سهام‌داران، مدیران و دیگر تصمیم‌گیران در ارزیابی ریسک‌های کسب و کار و بهبود تصمیم‌ها بسیار کارا باشند.

کاستیلو و ملین[۹]، از یک سیستم خبره با ترکیب شبکه‌ی عصبی مصنوعی[۱] (ANN) و منطق فازی به منظور پیش‌بینی قیمت استفاده کردند. آن‌ها مدل‌های ممدانی و سوگنو را با یکدیگر مقایسه و کارایی بهتر سیستم‌های استدلال سوگنو را گزارش کردند. هم‌چنین استفاده از روش سیستم‌های استدلال عصبی- فازی سازگار[۲] (ANFIS)، یک مدل سوگنو ساختند و از آن برای پیش‌بینی نرخ مبادلات ارزی (دلار/پسو) استفاده کردند و نشان دادند که ANN به روش‌های رگرسیونی مرسوم برتری داشته و کاربرد این روش را به‌جای روش‌های آماری در پیش‌بینی پیشنهاد کردند. هم‌چنین آن‌ها نشان دادند که ANN در پیش‌بینی‌های با افق زمانی کوتاه (کم‌تر از ده هفته) نسبت به سیستم‌های استدلال فازی کارایی بهتری دارد، ولی در افق‌های زمانی بلند (بیش از ده هفته) سیستم‌های استدلال فازی بهتر عمل می‌کنند.

مالتورا و مالتورا[۱۰]، کارایی سیستم‌های استدلال عصبی- فازی سازگار (ANFIS) را با تحلیل ممیزی چندگانه[۳] (MDA) مقایسه کردند. آن‌ها در مطالعه‌ی خود از یک مجموعه‌ی داده‌ی ۵۰۰تایی (۲۵۰ مشتری خوش حساب و ۲۵۰ مشتری بدحساب) استفاده کردند، که داده‌های یادگیری(مدل) و آزمایشی (شاهد) به صورت تصادفی از بین این مشاهدات انتخاب شدند. نتایج مطالعات آن‌ها نشان‌دهنده‌ی برتری روش ANFIS بر MDA بود.

1- Artificial neural networks.
2- adaptive network based fuzzy inference system or adaptive neuro-fuzzy inference system.
3- Multiple Discriminate Analysis.

Archive of SID

www.SID.ir

از مطالعات اخیر در زمینه‌ی استفاده از روش‌های مبتنی بر منطق فازی، می‌توان به مقاله‌ی جیو و همکاران اشاره کرد. آن‌ها روشی ترکیبی با عنوان شبکه‌ی سازگار فازی[1] (FAN) را در رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌های کوچک ارائه کرده‌اند. در این مدل، ابتدا متغیرها به سه گروه متغیرهای مالی، مدیریتی و خصوصیات و چشم اندازهای رقابتی تقسیم می‌شوند و در هر گروه برای هر یک از متغیرها مجموعه‌های فازی یا ترم‌های زبانی و اعداد فازی متناظر با آن‌ها تعریف می‌شوند. سپس مقادیر صریح متغیرها فازی می‌گردند. از سوی دیگر، بر اساس نظرکارشناسان به هر یک از متغیرها وزنی که نشان‌دهنده‌ی اهمیت آن است، اختصاص می‌یابد. امتیاز هر گروه با ضرب دو بردار مقادیر فازی متغیرها و وزن‌ها و سپس عملیات فازی زدایی به‌دست می‌آید. نتایج به‌دست آمده از هر یک از سه گروه وارد یک شبکه‌ی سازگار فازی می‌شود. این شبکه دارای یک سیستم استدلال فازی از نوع سوگنو با سه متغیر ورودی است، پس از آموزش سیستم براساس منطق شبکه، برای هر یک مشاهدات امتیازی به‌دست می‌آید [۱۱].

از دیگر کاربردهای سیستم‌های استدلال فازی، می‌توان به مدل رتبه‌بندی مبتنی بر پایگاه قواعد فازی هافمن و همکاران اشاره کرد، که با استفاده از ترکیب سیستم استدلال فازی تقریبی و توصیفی با الگوریتم ژنتیک، موفق به رتبه‌بندی اعتباری شرکت‌ها با دقت ۸۰٪ شدند[۱۲].

سیستم‌های استنتاج عصبی- فازی سازگار

سیستم استدلال فازی

هر سیستم استدلال فازی بر اساس قواعد فازی اگر-آن‌گاه تعریف می‌شود. قواعد فازی اگر- آن‌گاه یا عبارات شرطی فازی به صورت اگر A آن‌گاه B بیان می‌شوند، که A و B برچسب مجموعه‌های فازی هستند که با تابع عضویت مناسب مشخص شده‌اند. در سیستم‌های استدلال فازی معمولاً دانش افراد خبره با استفاده از این قواعد استخراج می‌شود و مجموعه‌ای از این قواعد، یک پایگاه قاعده‌ی فازی را تشکیل می‌دهد [۱،۲و۳]. به عنوان مثال قاعده‌ی زیر را در نظر بگیرید:

اگر سودآوری پایین و نسبت بدهی بالا باشد، آن‌گاه احتمال نکول بالاست.

1- fuzzy adaptive network.

Archive of SID

www.SID.ir

که سودآوری، نسبت بدهی و احتمال نکول متغیرهای زبانی، پایین و بالا ارزش‌های زبانی یا برچسب‌هایی هستند که با استفاده از توابع عضویت مشخص می‌شوند.

شکل دیگری از قواعد اگر- آن‌گاه فازی که توسط تاکاجی و سوگنو (۱۹۸۳) پیشنهاد شد، تنها در قسمت فرض مجموعه‌ی فازی به‌کار می‌رود. با استفاده از قواعد اگر- آن‌گاه فازی تاکاجی و سوگنو، به عنوان مثال می‌توان احتمال نکول را این‌گونه بیان کرد:

اگر سودآوری پایین و نسبت بدهی بالا باشد، آن‌گاه γ+ نسبت بدهی* β + سودآوری* α = احتمال نکول است.

که در این‌جا نیز پایین و بالا در قسمت فرض (قیاس) ارزش‌های زبانی هستند در حالی‌که بخش نتیجه با استفاده از یک معادله‌ی غیرفازی از متغیرهای سودآوی و نسبت بدهی بیان شده است.

از هر دو نوع قواعد اگر- آن‌گاه فازی به صورت گسترده‌ای در زمینه‌های مدل‌سازی و کنترل استفاده می‌شود. لازم به ذکر است که پایگاه قواعد فازی بخش اصلی یک سیستم استدلال فازی را تشکیل می‌دهد.

مراحل به کارگیری استدلال فازی (عملیات استنتاج از قواعد اگر- آن‌گاه فازی) در یک سیستم استدلال فازی به شرح زیر است:

۱- مقایسه‌ی متغیرهای ورودی با توابع عضویت در بخش فرض (قیاس)، که در نتیجه‌ی آن ارزش‌های عضویت (میزان سازگاری) برای هر یک از برچسب‌های زبانی به‌دست می‌آید (این گام، بیش‌تر فازی سازی نامیده می‌شود).

۲- ترکیب (با استفاده از عملگر T- نرم مشخص، معمولاً ضرب یا مینی‌موم) مقادیر عضویت در بخش فرض (قیاس)، که بدین وسیله قوه‌ی تحریک (وزن) هر قاعده به‌دست می‌آید.

۳- تولید نتایج مناسب (به صورت فازی یا صریح) برای هر یک از قواعد وابسته به قوه‌ی تحریک.

۴- ادغام نتایج به‌دست آمده و تولید یک خروجی صریح (این گام، نافازی سازی نامیده می‌شود).

Archive of SID

www.SID.ir

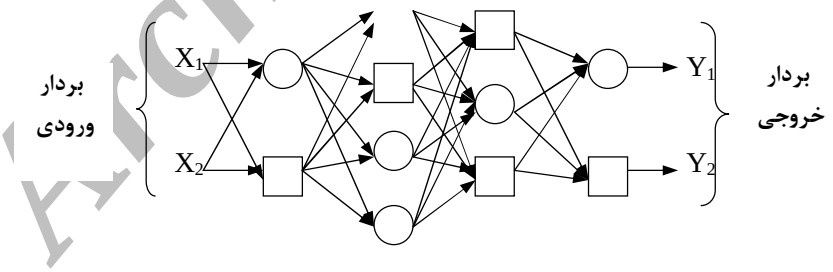
در بررسی پیش رو، رویکرد تاکاگی- سوگنو (که بیش‌تر سیستم استدلال سوگنو خوانده می‌شود)، مورد استفاده قرار می‌گیرد. تمرکز اصلی این روش بر تخمین مقادیر صریح خروجی است، که با توابع خطی و یا مقادیر ثابت تعیین می‌شوند.

مطالعات بسیاری انجام گرفته است که نتایج آن‌ها حاکی از کارایی روش‌ها و تئوری مجموعه‌های فازی در شرایط ابهام و عدم اطمینان می‌باشد [۱۳،۱۴]. به طور خاص در شرایطی که به‌دست آوردن یک مدل ریاضی دقیق غیرممکن است، سیستم استدلال فازی با انعطاف‌پذیری و دامنه‌ی محاسباتی کم بسیار مطلوب عمل می‌کند. در موارد این چنینی، روش‌های فازی این اجازه را به ما می‌دهد که دانش خبره را با متغیرهای زبانی، به جای استفاده از شکل صریح در تئوری احتمالات سنتی، بیان کنیم.

ساختار شبکه‌های سازگار[1]

همان‌طور که از نام این نوع سیستم‌ها بر می‌آید، از شبکه‌ای شامل گره‌ها و اتصالات که نشان‌دهنده‌ی ارتباط بین دو گره هستند، تشکیل یافته‌اند. بخش یا تمامی گره‌ها سازگارند. سازگاری بدین معناست که این گره‌ها دارای پارامتر هستند و در حین آموزش سیستم این پارامترها طوری تنظیم می‌شود که شاخص خطا کمینه شود.

قانون پایه‌ای آموزش شبکه‌های سازگار بر اساس روش گرادیان کاهشی[2] و قانون زنجیر[3] است که توسط ورباس (۱۹۷۴) پیشنهاد شده است. از آن‌جایی‌که این روش به دلایل کندی و رسیدن به یک کمینه‌ی محلی مؤفق نبود، جانگ [۱۳، ۱۵، ۱۶] ، روشی ترکیبی را به‌کار برد.



شبکه‌های سازگار

1- adaptive networks.
2- gradient descent.
3- chain rule.

Archive of SID

www.SID.ir

شبکه سازگار (شکل۱) یک شبکه پیشرو چندلایه است که هر گره، تابعی مشخص (تابع گره)[1] را بر روی سیگنال‌های ورودی اعمال می‌کند. ماهیت توابع گره‌ها از گره‌ای به گره‌ی دیگر ممکن است تغییر کند، و انتخاب هر یک از توابع به تابع ورودی- خروجی کلی که شبکه سازگار قصد اجرای آن را دارد، وابسته است.

برای نمایش تفاوت گره‌ها در یک شبکه‌ی سازگار، از دو نوع گره، مربع و دایره استفاده می‌شود. یک گره مربعی (گره سازگار[2]) دارای پارامتر است، در حالی‌که یک گره دایره‌ای (گره ثابت[3]) هیچ پارامتری ندارد. مجموعه‌ی پارامترهای یک شبکه‌ی سازگار، اجتماع مجموعه‌ی پارامترهای گره‌های سازگار است.

۳-۲-۱- آموزش شبکه‌های سازگار

به منظور دست‌یابی به یک نگاشت مناسب از ورودی- خروجی، پارامترهای شبکه بر اساس داده‌های یادگیری (مدل) و یک روش آموزش مبتنی بر گرادیان، که در ادامه تشریح می‌گردد، بروز می‌شوند.

شبکه‌ای سازگار با L لایه، که k امین لایه دارای n_k گره است، تصور کنید. در این شبکه گره iام در k امین لایه با (k,i) و تابع گره (خروجی) آن با O_i^k نمایش داده می‌شوند. O_i^k تابعی از سیگنال‌های ورودی و مجموعه‌ای از پارامترهاست:

$$O_i^k = O_i^k(O_1^{k-1},...O_{n_{k-1}}^{k-1}, a, b, c,...), \qquad (1)$$

که a، b، c و غیره پارامترهای وابسته به این گره هستند. لازم به ذکر است که O_i^k هم تابع گره است و هم خروجی آن.

مجموعه‌ی داده‌های یادگیری (مدل) با P داده را فرض کنید، می‌توان شاخص خطا (تابع انرژی[4]) را برای p امین ($1 \le p \le P$) ورودی داده‌های یادگیری به صورت مجموع مربعات خطا تعریف کرد:

$$E_p = \sum_{m=1}^{n_L} (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2, \qquad (2)$$

که $T_{m,p}$، m امین عنصر از p امین بردار خروجی هدف و $O_{m,p}^L$، m امین جزء از

1- node function.
2- adaptive node.
3- fixed node.
4- energy function.

Archive of SID

www.SID.ir

بردار خروجی تولید شده برای p امین بردار ورودی است. از این‌رو شاخص خطای کلی برابر است با: $E = \sum_{p=1}^{P} E_p$.

در ابتدای تشریح روش گرادیان، نرخ خطا، $\frac{\partial E_p}{\partial O}$، برای p امین داده‌ی یادگیری و برای هر خروجی گره‌ی O محاسبه می‌شود. نرخ خطا برای گره (i , L) به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\frac{\partial E_p}{\partial O^L_{i,p}} = -2(T_{i,p} - O^L_{i,p}). \qquad (۳)$$

و برای گره میانی (k,i)، نرخ خطا با استفاده از قاعده‌ی زنجیره‌ای برابر است با:

$$\frac{\partial E_p}{\partial O^k_{i,p}} = \sum_{m=1}^{n_{k+1}} \frac{\partial E_p}{\partial O^{k+1}_{m,p}} \frac{\partial O^{k+1}_{m,p}}{\partial O^k_{i,p}}, \qquad (۴)$$

که $1 \le k \le L-1$.

نرخ خطای یک گره میانی را می‌توان با استفاده از ترکیب خطی نرخ‌های خطای گره‌ها لایه‌ی بعدی بیان کرد. بنابراین برای همه $1 \le k \le L$ و $1 \le i \le n_k$، می‌توان $\frac{\partial E_p}{\partial O^k_{i,p}}$ را با استفاده از معادلات (۳) و (۴) به‌دست آورد.

اگر α پارامتری از شبکه‌ی سازگار مفروض باشد، خواهیم داشت:

$$\frac{\partial E_p}{\partial \alpha} = \sum_{O^* \in S} \frac{\partial E_p}{\partial O^*} \frac{\partial O^*}{\partial \alpha}, \qquad (۵)$$

که S مجموعه‌ی گره‌هایی است که خروجی آن‌ها وابسته به α است. پس مشتق شاخص خطای کلی E نسبت به α برابر است با:

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha} = \sum_{p=1}^{P} \frac{\partial E_p}{\partial \alpha}. \qquad (۶)$$

بنابراین، فرمول به روز رسانی برای پارامتر عمومی α برابر خواهد بود با:

$$\Delta\alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \qquad (۷)$$

Archive of SID

www.SID.ir

که η نرخ یادگیری است که به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\eta = \frac{k}{\sqrt{\sum_{\alpha} (\frac{\partial E}{\partial \alpha})^2}}, \qquad (۸)$$

که k اندازه‌ی گام[1]، یا به عبارتی طول هر انتقال در فضای پارامتری است. معمولاً، تغییر در k، سرعت هم‌گرایی را تغییر می‌دهد.

دو روش برای آموزش شبکه‌های سازگار وجود دارد. آموزش دسته ای[2] یا آموزش برون خط[3]، که در این روش فرمول بروز رسانی پارامتر α براساس معادله (۶) بوده و بروزرسانی تنها پس از ارائه‌ی تمامی داده‌های یادگیری و بعد از هر دوره[4] یا رفت و برگشت[5] انجام می‌شود. از سوی دیگر، درصورتی‌که بخواهیم پارامترها بلافاصله پس از ارائه‌ی هر جفت ورودی- خروجی، به روز شوند، فرمول به روزرسانی بر اساس معادله‌ی (۵) انجام می‌گیرد و این نوع آموزش را آموزش الگویی[6] یا آموزش روی- خط[7] می‌نامند می‌نامند [۱۴، ۱۵].

۳-۲-۱- معماری سیستم‌های استدلال عصبی- فازی سازگار

بر اساس مطالعه‌ی جانگ، سان و میزوتانی [۲۰]، یک ساختار ساده از ANFIS (شکل ۲) را می‌توان با استفاده از یک سیستم استدلال فازی با دو متغیر ورودی (x و y) و یک متغیر خروجی (z) توصیف کرد. همان‌طور که پیش از این بیان شد، در سیستم ANFIS پایگاه قاعده‌ی سوگنو به‌کار برده می‌شود، در این ارتباط یک پایگاه قاعده با دو قاعده به صورت زیر در نظر بگیرید:

قاعده‌ی ۱ $\quad \text{if } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1, \text{ then } f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$

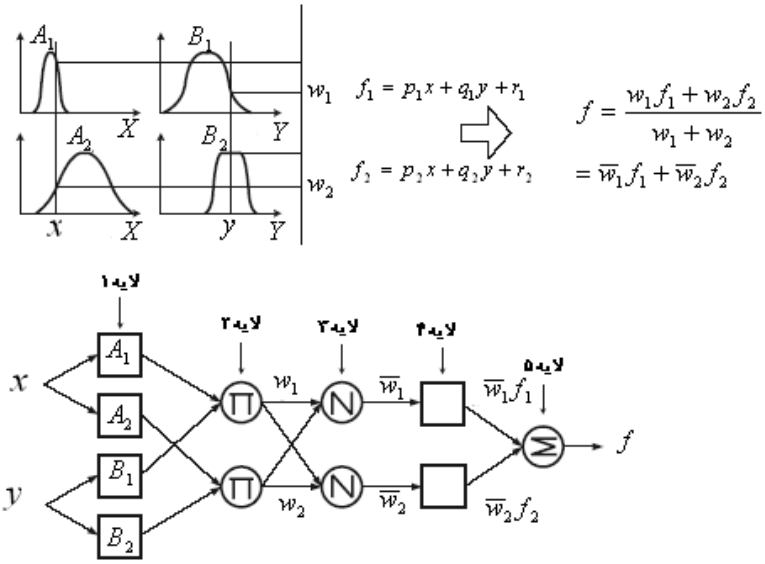
قاعده‌ی ۲ $\quad \text{if } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2, \text{ then } f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

یک سیستم استدلال فازی سوگنو در شکل (۴، الف) و ساختار یک سیستم ANFIS با پنج لایه در شکل (۴، ب) نمایش داده شده است:

1- step size.
2- batch learning.
3- off-line.
4- epoch.
5- sweep.
6- pattern learning.
7- on- line.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۱- نمایش یک سیستم استدلال عصبی- فازی سازگار

لایه‌ی اول (لایه‌ی ورودی)

هر گره i در لایه‌ی اول، یک گره سازگار(مربعی) با یک تابع عضویت است:

$$O_{۱,i} = \mu_{A_i}(x), i = ۱,۲, \text{or}$$
$$O_{۱,i} = \mu_{B_{i-۲}}(x), i = ۳,۴. \qquad (۹)$$

که A و B ترم‌های زبانی (مانند بالا و پایین) و Ol,i و نشان‌دهنده‌ی خروجی گره iام در لایه‌ی l ام است. در این لایه درجه‌ی عضویت هر یک از متغیرها در مجموعه‌ی فازی متناظرشان به‌دست می‌آید.

تابع عضویت نشان می‌دهد که هر نقطه در فضای ورودی با چه درجه‌ی عضویتی (عددی بین ۰ و ۱) به مجموعه‌ای فازی تعلق دارد و یا تا چه میزان ترم زبانی مربوطه را ارضا می‌کند. توابع عضویت می‌توانند به صورت‌های سیگموئید، مثلثی، قوسی، ذوزنقه‌ای و یا غیره انتخاب شوند.

در مطالعات بیش‌تر از دو تابع عضویت مثلثی یا قوسی برای متغیرهای ورودی و از نوع ذوزنقه‌ای برای متغیر خروجی استفاده می‌شود.

Archive

www.SID.ir

لایه‌ی دوم (لایه‌ی فازی سازی)

گره‌های این لایه از نوع ثابت (دایره‌ای) بوده و خروجی آن‌ها محصول سیگنال‌هایی است که از لایه‌ی اول به‌دست می‌آید:

$$O_{۲,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) * \mu_{B_i}(x), i = ۱,۲. \qquad (۱۰)$$

در این لایه وزن یا قوه‌ی تحریک، قواعد با استفاده از عملگر T-norm یا and فازی به‌دست می‌آیند، که در این‌جا از ضرب فازی استفاده شده است. در حقیقت این لایه‌ی بخش مقدم (فرض) سیستم استدلال فازی را تشکیل می‌دهد.

لایه‌ی سوم (لایه‌ی نرمال‌سازی)

هر گره در این لایه یک گره ثابت بوده و در این لایه وزن‌های به‌دست آمده از لایه‌ی قبل نرمال می‌شوند و قوه‌ی تحریک قواعد به‌دست می‌آید:

$$O_{۳,i} = \overline{w}_i = \frac{w_i}{w_۱ + w_۲}, i = ۱,۲. \qquad (۱۱)$$

لایه‌ی چهارم (لایه‌ی نافازی سازی)

گره‌های این لایه گره‌های سازگار یا مربعی هستند. این لایه بخش نتیجه‌ی یک سیستم استدلال فازی را تشکیل می‌دهد و نتیجه‌ی هر یک از قواعد در این لایه به‌دست می‌آید:

$$O_{۴,i} = \overline{w}_i f_i = \overline{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), \text{for } i = ۱,۲ \qquad (۱۲)$$

p_i، q_i و r_i پارامترهای مربوط به بخش نتیجه‌ی هر یک از قواعد هستند و $\overline{w}_i$ قوه‌ی تحریک نرمال شده است که از لایه‌ی پیشین به این لایه وارد می‌شود.

لایه‌ی پنجم (لایه‌ی ادغام)

تنها گره این لایه گره‌ای ثابت بوده و نتایج به‌دست آمده از گره‌های لایه‌ی قبل در این گره جمع بندی شده و خروجی سیستم برای داده‌ی ورودی به‌دست می‌آید:

$$Z = O_{۵,i} = \sum \overline{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}, \text{for } i = ۱,۲. \qquad (۱۳)$$

Archive of SID

www.SID.ir

آموزش سیستم استدلال عصبی – فازی سازگار[1] (ANFIS)

با توجه به ساختار ANFIS، خروجی سیستم، ترکیبی خطی از پارامترهای نتیجه (p_1، q_1، r_1، p_2، q_2 و r_2) است. به صورت خلاصه:

$$\begin{aligned} Z &= \frac{w_1}{w_1 + w_2} f_1 + \frac{w_2}{w_1 + w_2} f_2 \\ &= \overline{w}_1 f_1 + \overline{w}_2 f_2 \\ &= (\overline{w}_1 x)p_1 + (\overline{w}_1 y)q_1 + (\overline{w}_1)r_1 + (\overline{w}_2 x)p_2 + (\overline{w}_2 y)q_2 + (\overline{w}_2)r_2. \end{aligned} \quad (۱۴)$$

روش آموزش ترکیبی از نوع آموزش دسته‌ای در این‌جا به‌کار برده می‌شود. در گذر پیشروی الگوریتم آموزش ترکیبی، سیگنال‌های تابعی تا لایه‌ی پنجم به سمت جلو حرکت می‌کنند، و در آن‌جا پارامترهای قسمت نتیجه با استفاده از روش تخمین مربعات خطا تعیین می‌شوند. در گذر پسرو، نرخ‌های خطا به سمت عقب انتشار یافته و پارامترهای فرض (مقدم) با استفاده از روش گرادیان کاهشی به‌دست می‌آیند[۲۰].

کاربرد روش ANFIS در رتبه‌بندی اعتباری

همان‌طور که بیان شد، در بررسی حاضر از رویکرد ANFIS در رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک استفاده می‌شود. در این زمینه شکل کلی مدل مفهومی رتبه‌بندی اعتباری مشتریان حقوقی بانک‌ها به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Y=F(X_1,X_2,\ldots,X_n)$$

در رابطه‌ی فوق X_iها، متغیرهای توضیحی مدل شامل نسبت‌های مالی مشتریان و Y متغیر پاسخ و تعیین کننده هستند وضعیت متقاضی اعتبار است که از خصوصیت گسسته برخوردار می‌باشد، زیرا مشتریان بانک از منظر اعتباری به دو دسته تقسیم می‌شوند: گروه اول: "مشتریان خوش‌حساب"، یعنی گروهی از مشتریان بانک که نسبت به تسویه‌ی به موقع تعهدات خود قبل از سررسید اقساط اقدام می‌کنند. گروه دوم،"مشتریان بد حساب"، یعنی گروهی که تعهدات تسهیلات دریافتی را به موقع انجام نمی‌دهند. در این صورت متغیر Y مقدار صفر را برای مشتریان خوش حساب و یک را برای مشتریان بد حساب اختیار می‌کند.

با توجه به تعریف متغیر پاسخ Y، چنان‌چه P_i برابر با احتمال این‌که مشتری iام با بردار متغیر مستقل (x_i) در بازپرداخت تعهدات خود دچار نکول شود ($Y_i=1$)، یا مقدار

1- Adaptive network based fuzzy inference system or adaptive neuro-fuzzy inference system.

Archive of SID

www.SID.ir

$1-P_i$ برابر با احتمال این‌که مشتری iام به تعهدات خود عمل شود ($Y_i=0$) در نظر گرفته شود، بنابر تعریف امید ریاضی رابطه‌ی (۱۵) استنباط کند:

$$E(Y_i / x_i) = ۰ * P(Y_i = ۰ / x_i) + ۱ * P(Y_i = ۱ / x_i) = P(Y_i = ۱ / x_i) = P_i \quad (۱۵)$$

به‌عبارت دیگر میزان ارزش انتظاری متغیر وابسته‌ی Y_i برابر با میزان احتمال نکول مشتری iام P_i است، بنابراین با تخمین میزان احتمال نکول مشتریان، می‌توان در ارتباط با عملکرد آتی آنان تصمیم‌گیری کرد.

در مدل پیشنهادی ابتدا با استفاده از سیستم ANFIS، مقادیر احتمال نکول هر یک از مشتریان جامعه محاسبه و سپس با تعیین یک حد آستانه مشتریان به دو دسته‌ی خوش‌حساب و بدحساب تقسیم می‌شوند.

۴-۱- جامعه و نمونه‌ی آماری

جامعه‌ی آماری مورد بررسی در مقاله‌ی حاضر، مشتریان حقوقی در سطح شعب بانک کشاورزی در شهر تهران هستند که تسهیلات اعتباری دریافت کرده‌اند. پس از استعلام از شعب بانک در تهران، اسامی مشتریان حقوقی که طی سال‌های ۸۰ تا ۸۵ از بانک اعتبار دریافت کرده‌اند جمع‌آوری و در نهایت ۲۷۲ پرونده تشکیل شد. از این مجموعه، اطلاعات ۲۳۵ مشتری حقوقی به طور تصادفی برای طراحی مدل و شناسایی متغیرهای مؤثر استفاده شد. اطلاعات ۳۷ مشتری نیز به منظور بررسی کارایی و قدرت پیش‌بینی به عنوان داده‌های شاهد مورد استفاده قرار گرفت. از این نمونه‌ی ۲۳۵ تایی، ۱۶۵ مورد جزء مشتریان خوش حساب و ۷۰ مورد جزء مشتریان بدحساب بودند.

در مقاله‌ی حاضر مجموعه‌ای از نسبت‌های مالی شامل نسبت جاری، نسبت آنی، نسبت بدهی، نسبت سرمایه‌گذاری، نسبت فعالیت، نسبت دوره‌ی وصول مطالبات، نسبت بازده‌ی ارزش ویژه، نسبت بازده‌ی دارایی‌ها، نسبت گردش دارایی، حاشیه‌ی سود، نسبت گردش موجودی کالا و نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها، برای هر یک از مشتریان حقوقی محاسبه شد. با توجه به تعداد متغیرها، برای بالا بردن دقت مدل و از سویی محدودیت‌های روش‌های کاربردی در رابطه با تعداد متغیرهای توضیحی، لازم است متغیرهای با اهمیت بیش‌تر انتخاب و در مدل قرار گیرند و متغیرهایی که تأثیر قابل توجهی در خروجی سیستم ندارند، حذف شوند. از سوی دیگر، از آن‌جایی‌که بسیاری از متغیرها از صورت‌های اصلی مالی و اطلاعات پایه‌ای آن استخراج می‌شوند،

Archive of SID

www.SID.ir

ممکن است به صورت دو به دو با همدیگر همبستگی داشته باشند، بنابراین تعدادی از این متغیرهای به هم وابسته نیز باید حذف شوند. از این‌رو متغیرهای شناخته شده در بدو امر متغیرهای کاندید تلقی شده و به عنوان ورودی در یک آزمون همبستگی به کار گرفته شدند.

پس از انجام آزمون، نسبت‌هایی که از همدیگر متاثر می‌شوند از مدل خارج شده و نسبت‌های مستقل، در مدل باقی می‌مانند. به دلیل ویژگی‌های مشترک بین نسبت‌ها، هدف از این آزمون، جلوگیری از محاسبه‌ی مضاعف مشخصه‌ای خاص است.

از طریق آزمون همبستگی، به منظور دسته‌بندی و تفکیک دو گروه مشتریان، سه متغیر نسبت بدهی، نسبت فعالیت و نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها به عنوان متغیرهای توضیح دهنده انتخاب شدند.

نسبت بدهی(x1): این نسبت عبارت‌ست از جمع بدهی‌ها به جمع دارایی‌ها. تشخیص این‌که چه مبلغی از سرمایه‌ی یک مؤسسه‌ی باید از طریق حقوق صاحبان سرمایه و چه مبلغی از طریق وام‌های بلند مدت (سرمایه استقراضی) یا تسهیلات اعطایی بلندمدت بانک‌ها تأمین شود، یکی از مهم‌ترین مسائلی است که در مؤفقیت یا شکست مؤسسات تأثیر به‌سزایی دارد. آن‌چه انتظار می‌رود این است که نسبت بدهی بالاتر، احتمال نکول بیش‌تری را به دنبال دارد.

نسبت فعالیت (x2): این نسبت یکی از مهم‌ترین نسبت‌ها در هر مؤسسه‌ی صنعتی است، و نشان می‌دهد که دارایی‌های خالص با چه درجه‌ی کفایت و کارایی در عملیات مؤسسه‌ی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. نسبت فعالیت برابر است با نسبت فروش خالص به دارایی‌های جاری، منهای بدهی‌های جاری.

آن‌چه انتظار می‌رود این است که نسبت فعالیت بالاتر، احتمال نکول پایین‌تری را به دنبال داشته باشد.

نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها (x3) : تعیین این نسبت شاخصی برای اندازه‌گیری نتایج عملیات، ارزیابی و کنترل طرح‌های سرمایه‌گذاری است. آن‌چه انتظار می‌رود این است که هر چه این نسبت بالاتر باشد، احتمال نکول پایین‌تری را به دنبال خواهد داشت.

۴-۲- سیستم استدلال فازی کاربردی

در بررسی حاضر، سیستم استدلال فازی به صورت ذیل ارائه می‌شود:

Archive of SID

www.SID.ir

R^1: If (x_1 is Low and x_2 is Low and x_3 is Low, then ($Y^1 = c_0^1 + c_1^1 x_1 + c_2^1 x_1 + c_3^1 x_3$)

R^2: If (x_1 is Low and x_2 is Low and x_3 is Medium, then ($Y^2 = c_0^2 + c_1^2 x_1 + c_2^2 x_2 + c_3^2 x_3$)

⋮

R^{27}:If($x_1$is High and x_2 is High and x_3 is High then ($Y^{27} = c_0^{27} + c_1^{27} x_1 + c_2^{27} x_2 + c_3^{27} x_3$)

در قواعد فوق، متغیرهای ورودی x_1 (نسبت بدهی)، x_2 (نسبت فعالیت) و x_3 (نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌ها) بوده و پایین (Low)، متوسط (Medium) و بالا (High) مجموعه‌های فازی یا ترم‌های زبانی هستند. Y^i، نتیجه یا خروجی قاعده‌ی iام است، در حالی‌که c_j^iها پارامترهایی هستند که به صورت درون‌زا در فرایند آموزش شبکه به‌دست می‌آیند.

پارامترهای مدل شامل اندازه‌ی اولیه‌ی گام[1]، نرخ کاهش گام[2]، نرخ افزایش آن[3] ،تعداد تکرارها، میزان خطای هدف و تعداد مجموعه‌های فازی هر یک از متغیرها به ترتیب برابر با ۰,۰۱، ۰,۹، ۱,۱، ۲۰۰ ، صفر و سه در نظر گرفته شده‌اند. لازم به ذکر است به منظور تنظیم تعداد مجموعه‌های فازی مورد استفاده برای هر یک از متغیرها، مقادیر سه و چهار با در نظر گرفتن پارامترهای ذکر شده مورد بررسی قرار گرفتند، که بر اساس شاخص خطا تعداد مجموعه‌های فازی، سه، انتخاب شد.

در بخش (۳-۲-۱) اشاره شد که اندازه‌ی گام، k، در معادله‌ی (۸)، می‌تواند بر سرعت هم‌گرایی الگوریتم تأثیر بگذارد و مشاهده شده است که اگر k کوچک باشد، روش گرادیان بسیار نزدیک به مسیر گرادیان حرکت خواهد کرد، ولی حرکت به‌سوی هم‌گرایی به جواب بهینه بسیار کند خواهد بود، زیرا گرادیان به دفعات زیادی باید محاسبه شود، از سوی دیگر اگر مقادیر بزرگ برای k انتخاب شود، در حالی‌که هم‌گرایی با سرعت بالا اتفاق می‌افتد، الگوریتم در حول نقطه‌ی هم‌گرایی نوسان خواهد داشت. با توجه به این مشاهدات، جانگ[۲۰]، به منظور تنظیم k دو قاعده‌ی ابتکاری زیر را پیشنهاد می‌کند:

۱- اگر شاخص خطا در ۴ تکرار متوالی کاهش داشته باشد، میزان k، ۱۰٪ افزایش یابد (نرخ افزایش گام برابر با ۱,۱ است).

۲- اگر شاخص خطا در ۲ تکرار متوالی شامل یک کاهش و یک افزایش باشد، میزان k، ۱۰٪ کاهش یابد (نرخ کاهش گام برابر با ۰,۹ است).

1- initial step size.
2- step size decrease rate.
3- step size increase rate.

Archive of SID

www.SID.ir

هر چند اعداد ۱۰٪، ۴ و ۲ به صورت دلخواه انتخاب شده‌اند، اما نتایج مشاهده شده رضایت‌بخش است. به‌علاوه با کاربرد این استراتژی به روز رسانی پویا، الگوریتم نسبت به مقدار اولیه‌ی k حساسیت کم‌تری خواهد داشت.

با در نظر گرفتن پارامترهای ذکر شده، به منظور تعیین تعداد تکرارهای الگوریتم، میزان RMSE در تعداد تکرارهای مختلف مورد بررسی قرار گرفت و این طور مشاهده شد که میزان RMSE بعد از حدود ۲۰۰ تکرار کاهش می‌یابد و پس از آن تغییر محسوسی مشاهده نمی‌شود و در حقیقت افزایش تعداد تکرارها زمان اجرا را افزایش داده و تأثیری در بهبود جواب نخواهد داشت، لذا تعداد تکرار ۲۰۰، جهت اجرای الگوریتم انتخاب می‌شود.

لازم به یادآوری است که، نتیجه‌ی هر قاعده، یک معادله‌ی خطی است و تعداد پارامترهای خطی، c_iها، ۱۰۸ (برای هر تابع خطی چهار پارمتر) می‌باشد. هر یک از این پارامترها تأثیر متغیرها و اریب در قاعده‌ی متناظر را نشان می‌دهد. نتیجه نیز با استفاده از متوسط وزنی خروجی هر یک از قواعد تعیین می‌شود:

$$\hat{Y} = \frac{\sum_{l=1}^{27} w^l Y^l}{\sum_{l=1}^{27} w^l} \qquad (16)$$

w^l به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$w^l = \prod \mu_{F_i^l}(x_i) = \mu_{F_i^l}(x_i) * \mu_{F_i^l}(x_i) * \mu_{F_i^l}(x_i) \qquad (17)$$

که در حقیقت تأثیر میزان خروجی، Y^l را در نتیجه‌ی نهایی نشان می‌دهد. F_i^l نیز ترم‌های زبانی (برچسب‌های) مجموعه‌های فازی مربوط به x_i را نشان می‌دهد. در این تحقیق برای هر یک از متغیرهای مستقل، سه مجموعه‌ی فازی در نظر گرفته شده است. عبارت سمت راست در معادله‌ی (۱۷) نشان‌دهنده‌ی اشتراک بین توابع عضویت سه متغیر ورودی، نسبت بدهی، نسبت فعالیت و نسبت ارزش ویژه به مجموع دارایی‌هاست. w^lها نشاندهنده‌ی رابطه‌ی تقابلی غیرخطی بین سه متغیر هستند. از آن‌جایی‌که هر یک از مجموعه‌های فازی مثلثی (متغیرهای ورودی) دارای سه پارامتر است، بنابراین، در این‌جا ۲۷ پارامتر غیرخطی و در مجموع تعداد ۱۳۵پارامتر وجود دارد.

Archive of SID

www.SID.ir

برای اجرای الگوریتم از جعبه ابزار ANFIS نرم افزار MATLAB استفاده شد، که زمان اجرای آن در یک رایانه Pentium IV با پردازشگر 1,6GHz، حدود ۲۷ دقیقه بود.

۴-۳- معیارهای ارزیابی مدل

کارایی مدل‌های رتبه‌بندی اعتباری با تعیین دو شاخص ارزیابی مشخص می‌شود:

۱) "درجه‌ی حساسیت"، عبارت است از نسبتی از مشتریان واقعاً بدحساب (Y=1)، که مدل رتبه‌بندی نیز آن‌ها را در گروه بد حساب قرار می‌دهد.

۲) "درجه‌ی تشخیص"؛ عبارت است از نسبتی از مشتریان واقعاً خوش حساب (Y=0)، که مدل رتبه‌بندی نیز آن‌ها را در گروه خوش‌حساب قرار می‌دهد.

۴-۴- حد آستانه‌ی بهینه

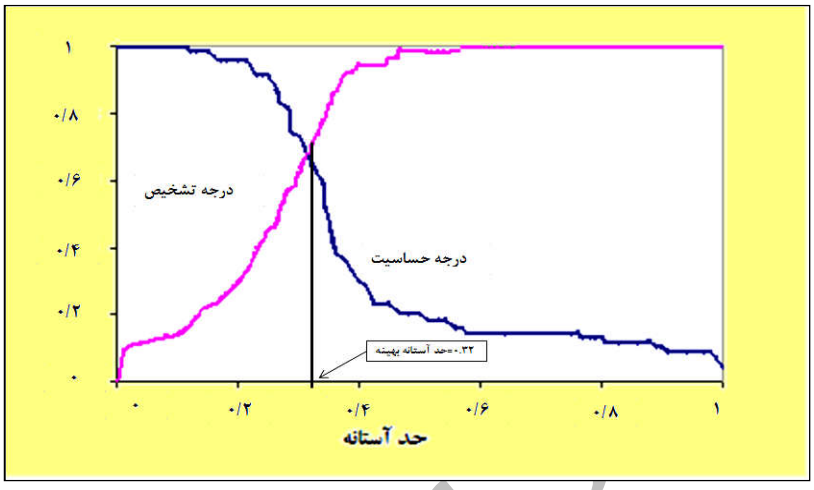
با توجه به توضیحات پیشین، می‌بایست براساس احتمالات نکول مشتریان نسبت به عملکرد آتی مشتریان قضاوت کرد و آن‌ها را بین دو رتبه‌ی خوش حساب و بد حساب طبقه‌بندی کرد. از این‌رو لازم است نقطه‌ای در بازه‌ی [۰،۱] تعیین شود که احتمالات نکول بیش از آن، در رتبه‌ی بدحساب و کم‌تر از آن در رتبه‌ی خوش حساب طبقه‌بندی شوند که این نقطه را حد آستانه می‌نامند.

حد آستانه‌ی بهینه‌ی مدل با توجه به معیارهای ارزیابی تعیین می‌شود. کرشلم [۲۲]، توابع هدف مختلفی برای به‌دست آوردن حد آستانه‌ی بهینه ارائه می‌کند. در این مقاله، حد آستانه‌ی بهینه برابر مقداری است که در آن مجموع درجه‌ی حساسیت و درجه‌ی تشخیص مدل ماکزیمم شود.

مقدار عددی حد آستانه به طور مستقیم قابل محاسبه نیست، ولی با توجه به مقادیر درجه‌ی حساسیت و تشخیص و نیز احتمال وقوع پیامد مورد نظر، برای کل مشاهدات نمونه قابل محاسبه است. در نمودار شکل(۳)، حد آستانه‌ی بهینه به وسیله‌ی دو نمودار که در آن منحنی درجه‌ی حساسیت و درجه‌ی تشخیص مدل‌ها در مقابل مقادیر مختلف حد آستانه رسم شده، نشان داده شده است. منحنی‌ای که از سمت چپ پایین به سمت راست بالا کشیده شده است، منحنی درجه‌ی تشخیص و منحنی‌ای که از سمت چپ بالا به سمت راست پایین آمده است، منحنی درجه‌ی حساسیت است. همان‌طور که در شکل (۳) مشاهده می‌شود، حد آستانه‌ی بهینه در مدل ANFIS برابر ۰,۳۲ است.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۲- محاسبه‌ی حد آستانه‌ی بهینه

۴-۵- بررسی قدرت پیش‌گویی مدل *ANFIS*

در جدول (۱)، که جدول طبقه‌بندی نامیده می‌شود، در حد آستانه‌ی (C)، ۰,۳۲، مقادیر پیش‌بینی شده‌ی احتمال برای متغیر وابسته‌ی Y بر حسب این‌که بالاتر یا پایین تر از حد آستانه واقع شوند، در مقابل مقادیر واقعی مشاهده شده‌ی آن در داده‌های مدل، طبقه‌بندی شده‌اند.

درجه‌ی حساسیت و درجه‌ی تشخیص ANFIS در داده‌های مدل به ترتیب برابر با ۰,۶۷ و ۰,۷۰ هستند.

جدول ۱- قدرت پیش گویی مدل ANFIS

مشاهدات واقعی برآورد	Y = ۰ (خوش حساب)	Y = ۱ (بد حساب)	کل
$P(Y) \leq C$	۱۱۶	۲۳	۱۳۸
$P(Y) > C$	۴۹	۴۷	۹۷
کل	۱۶۵	۷۰	۲۳۵
درست	۱۱۶	۴۷	۱۶۳
درست (٪)	۷۰,۳۰	۶۷,۱۴	۶۹,۳۶
نادرست (٪)	۲۹,۷۰	۳۲,۸۶	۳۰,۶۴

Archive of SID

www.SID.ir

هم‌چنین در این مدل با توجه به جدول (۱)، خطای نوع اول، یعنی ریسک اعتباری (عدد یک منهای درجه‌ی حساسیت) و خطای نوع دوم، یا ریسک تجاری (عدد یک منهای درجه‌ی تشخیص)، به ترتیب برابر با مقادیر ۰,۳۳ و ۰,۳۰ است.

۴-۶- بررسی کارایی مدل با استفاده از داده‌های شاهد

به منظور بررسی کارایی مدل، قدرت پیش‌گویی آن برای داده‌های خارج از مدل یا داده‌های شاهد مورد بررسی قرار می‌گیرد. بدین منظور تعداد ۳۷ داده از ۲۷۲ داده‌ی اولیه به صورت تصادفی انتخاب شدند و در آموزش یا طراحی مدل‌ها به‌کار گرفته نشدند، تا پس از تعیین پارامترهای مدل، برای سنجش کارایی آن مورد استفاده قرار گیرند. در بخش این داده‌ها وارد مدل ANFIS شدند و احتمال عدم باز پرداخت به موقع تسهیلات اعطایی (ریسک اعتباری) مشاهدات، محاسبه و با حد آستانه‌ی بهینه به‌دست آمده در بخش قبلی مقایسه شد.

معیار طبقه‌بندی به این ترتیب است که اگر مقدار احتمال محاسبه شده برای هر مشاهده (مشتری) کم‌تر از حد آستانه باشد، مشتری در گروه خوش حساب ($Y=0$) و در صورتی‌که مقدار احتمال بیش‌تر از حد آستانه تعیین شده باشد، مشتری در گروه بد حساب ($Y=1$) طبقه‌بندی می‌شود. نتایج حاصل از این بررسی در جدول (۲) منعکس شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، درجه‌ی حساسیت و تشخیص مدل ANFIS به ترتیب برابر با مقادیر ۰,۶۲۵ و ۰,۶۹ هستند.

جدول ۲- کارایی مدل ANFIS

مشاهدات واقعی برآورد	$Y=0$ (خوش حساب)	$Y=1$ (بد حساب)	کل
$P(Y)\leq C$	۲۰	۳	۲۳
$P(Y)>C$	۹	۵	۱۴
کل	۲۹	۸	۳۷
درست	۲۰	۵	۲۵
درست(٪)	۶۸,۹۷	۶۲,۵	۶۷,۵۷
نادرست(٪)	۳۱,۰۳	۳۷,۵	۳۲,۴۳

Archive of SID

www.SID.ir

نتیجه‌گیری

ارائه‌ی تسهیلات مالی، یکی از فعالیت‌های مهم نظام بانکی تلقی می‌شود. برای اعطای تسهیلات، باید درجه‌ی اعتبار و قدرت گیرنده‌ی تسهیلات را در باز پرداخت اصل و سود تسهیلات اعطایی تعیین کرد. احتمال عدم بازگشت اصل و سود تسهیلات اعطایی را ریسک اعتباری گویند. مهم‌ترین ابزاری که بانک‌ها برای مدیریت و کنترل ریسک اعتباری به آن نیازمندند، سیستم رتبه‌بندی اعتباری مشتریان است. در این تحقیق مدلی مبتنی بر سیستم استدلال عصبی- فازی سازگار، به منظور رتبه‌بندی اعتباری مشتریان بانک‌ها ارائه شد. این سیستم، بر اساس سوابق و اطلاعات موجود، درجه‌ی اعتباری مشتریان را تعیین و آنان را بر اساس میزان ریسکی که متوجه بانک خواهند کرد، رتبه‌بندی می‌کند. بدیهی است وجود چنین سیستمی، بانک را در گزینش مطلوب مشتریان اعتباری خود، یاری کرده و ضمن کنترل و کاهش ریسک اعتباری، سطح بهره وری فرایند اعطای تسهیلات بانکی را ارتقا می‌بخشد.

فهرست منابع

۱- جی.ج.کلر و یو.اس. کلیر و ب.یوآن، (۱۳۸۱) "تئوری مجموعه‌های فازی، اصول و کارکردها"، مترجم: دکتر محمد حسین فاضل زرندی، مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

۲- کازوتانا، (۱۳۸۳)"مقدمه‌ای بر منطق فازی برای کاربردهای علمی آن"، مترجم: دکتر علی وحیدیان کامیاد و دکتر حامدرضا طارقیان، انتشارات دانشگاه فردوسی مشهد.

۳- بوجادزیف، جرج و بوجادزیف، ماریا، (۱۳۸۱) "منطق فازی و کاربرد آن در مدیریت"، ترجمه‌ی سید محمد حسینی، انتشارات ایشیق، چاپ پیک فرهنگ.

۴- کارتالوپولس، اس/ جورابیان، م و هوشمند، ر، (۱۳۸۲) *منطق فازی و شبکه‌های عصبی*، انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز.

5- Wilson, R. and Sharda, R. (1997) "Business Failure Prediction Using Neural Networks.", *Encyclopedia of Computer Science and Technology*, Vol.37, No.22, pp.193-204.

6- Generation Approach for Managing Credit Scoring Problems. (2001)" *In Fuzzy Sets in Management, Economics and Marketing.(ed.)*, pp.223-228.

7- Syau, Y., Hsieh, H. and Lee, E. S., (2001) "Fuzzy Numbers in the Credit Rating of Enterprise Financial Condition." *Review of Qunatitative Finance and Accounting*, Vol.17, pp. 351-360.

Archive of SID

www.SID.ir

8- Cheng, C. B. and Lee, E. S., (1999) "Applying Adaptive Network to Fuzzy Regression Analysis.", *Computers and Mathematics with Applications,* Vol.38, pp.123-140.
9- Boussabaine, A. H. and Wanoous, M." (2000) A Neurofuzzy Model for Predicting Business Bankruptcy." *In Business Applications of Neural Networks: The State-of-the-Art of Real-World Applications(ed.),* pp.55-69.
10- Castillo, O. and Melin, P., (2002) "Hybrid Intelligent Systems for Time Series Prediction Using Neural Networks, Fuzzy Logic and Fractal Theory." *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.13, No. 16.
11- Malhotra, R and Malhotra, D. K., (2002) "Differentiating between Good Credits and Bad Credits Using Neural-fuzzy Systems." *European Journal of Operational Research*, Vol. 136, pp.190-211.
12- Jiao,Y., Syau,Y. and Lee, E. S., (2007) "Modelling credit rating by fuzzy adaptive network", *Mathematical and Computer Modelling* Vol.45, pp.717–731.
13- Hoffmann, F. Baesens, C. and Mues, T., (2007) "Inferring descriptive and approximate fuzzy rules for credit scoring using evolutionary algorithms" *in European Journal of Operational Research*, Vol.177, pp. 540–555.
14- Jang, J.S.R, (1993) "ANFIS: Adaptive – network based fuzzy inference systems.", IEEE transactions on systems Man. and Cybernetics, Vol.23, No.3, pp.665-685.
15- Douligeris, C., and Palazzo, S., (1999) "Fuzzy Expert Systems in ATM Networks",*Fusion of Neural Networka, Fuzzy Sets, and Genetic Algorithms: Industrial Application (ed.)*.
16- Jang, J.S.R, (1992) "Neuro fuzzy modeling: Architectures, Analysis and Applications", *Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, Berkeley*.
17- Jang, J.S.R, (1995) "Neuro fuzzy modeling and Control.", Proceedings of IEEE, Vol.83, No.3, pp.378-406.
18- Rumelhart, D.E, Hinton, G.E. and Williams, R.J. (1986) "Learning internal representations by error propagation," D. Rumelhart and J. McClelland, editors. Parallel Data Processing, Vol.1, pp. 318-362.
19- Hagan, M.T., Demuth, H.B. and Beale, M.H. "Neural Network Design", PWS Publishing Company, Boston, MA 1996.
20- Jang, J.S.R, (1993) ANFIS: Adaptive – network based fuzzy inference systems, Department of Electrical Engineering and Computer Science, University of California, Berkeley.
21- Korsholm, L. (2004) "Analysis of Diagnostic Studies, Sensitivity and specificity positive predicted values ROC curves tests based on logistic regression", Departmant of statistics and demography, University of Southern Denmark.

Archive of SID

www.SID.ir